

## TRANSLITERASI CITRA AKSARA BALI DAUN LONTAR DENGAN ALGORITMA INTENSITY OF CHARACTER DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Edrick Hernando<sup>1</sup>, Anastasia Rita Widiarti<sup>2\*</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Sanata Dharma, Kampus III Paingan  
Maguwoharjo Depok Sleman

\*E-mail: [rita\\_widiarti@usd.ac.id](mailto:rita_widiarti@usd.ac.id)

### ABSTRAK

Keterbatasan sumber daya manusia yang mampu membaca lontar beraksara Bali, menjadi motivasi utama pengembangan alat bantu transliterasi citra aksara Bali pada daun lontar. Dengan mempergunakan algoritma Support Vector Machine atau SVM sebagai salah satu metode klasifikasi, upaya transliterasi dapat dipermudah dengan hasil yang maksimal. Prinsip metode SVM dalam melakukan klasifikasi obyek dengan cara memisahkan dua buah kelas yang berbeda menggunakan hyperplane, terbukti mampu menghasilkan kinerja akurasi maksimal dalam penelitian ini. Data penelitian berupa citra-citra aksara Bali hasil dari proses segmentasi citra lontar yang sudah terbagi menjadi 18 kelas. Algoritma ekstraksi ciri yang digunakan adalah intensity of character dengan ukuran windows 3x3, 4x4, dan 5x5. Hasil pengujian ditahap klasifikasi SVM menggunakan kernel Linear, dan pemodelan One against One pada 18 kelas yang diujikan, di mana setiap kelas memuat 20 data citra aksara Bali tulis tangan di daun lontar, tercatat menghasilkan akurasi tertinggi, yaitu sebesar 93.6%.

**Kata kunci:** *balinese character image, classification, support vector machine, transliteration*

### 1. PENDAHULUAN

Kekayaan aksara-aksara daerah di Indonesia yang dahulu dan kini ada terancam hilang seiring waktu jika tidak dilestarikan. Aksara unik yang menjadi suatu simbol visual yang tertera pada kertas maupun media lainnya seperti daun lontar, mengungkapkan unsur-unsur yang ekspresif dalam suatu bahasa. Aksara daerah seperti halnya aksara kuno, sering digunakan pada zaman kerajaan ataupun peradaban kuno. Seiring waktu, jika aksara sudah jarang digunakan lagi dan mayoritas menggunakan abjad alfabet.

Aksara-aksara kuno sering terdapat pada naskah kuno, telah menjadi salah satu warisan kebudayaan, dan secara nyata memberikan bukti catatan tentang kebudayaan di masa lalu. Naskah menjadi salah satu dokumentasi budaya yang tidak hanya memuat nilai-nilai tradisi, namun naskah kuno adalah media untuk mengamati dan menelaah kebudayaan lain. Naskah-naskah tersebut menjadi semacam potret jaman yang menjelaskan berbagai hal tentang masa itu, dengan demikian nilainya sangat penting dan strategis. Oleh karena itu diperlukan langkah-langkah konkret dalam upaya penyelamatan dan pelestarian naskah-naskah tersebut.

Salah satu hal yang mungkin dilakukan misalnya adalah aksara yang tertera pada daun lontar dapat dibaca dan diidentifikasi oleh suatu sistem secara otomatis. Proses identifikasi otomatis bisa dilakukan melalui klasifikasi. Klasifikasi ini merupakan salah satu model *supervised learning*, dimana mesin diajari untuk mengetahui apakah sebuah obyek baru merupakan bagian dari suatu kelas tertentu.

*Support Vector Machine* atau SVM adalah salah satu algoritma klasifikasi, yang prinsip kerjanya adalah menemukan *hyperplane* yang terbaik antar dua buah kelas pada suatu ruang input. Pada kenyataannya, masalah di dunia nyata sangat jarang untuk dapat diselesaikan secara linear, maka untuk menyelesaikan problem non-linear, SVM dimodifikasi sedemikian rupa dengan cara memasukkan fungsi Kernel. SVM pada awalnya juga hanya dapat mengklasifikasikan data ke dalam dua kelas, namun setelah berkembangnya riset dan penelitian, SVM dapat diterapkan pada multi kelas. Dalam mengimplementasikan SVM multi kelas tersebut, dapat digunakan dua pendekatan, yaitu dengan menggabungkan beberapa SVM biner atau menggabungkan semua data dari semua kelas ke dalam sebuah bentuk permasalahan optimasi.

Beberapa penelitian yang memanfaatkan SVM untuk transliterasi misalnya yang dilakukan oleh Yulianti, dkk. (2019), telah berhasil mengklasifikasikan aksara Sasak dengan akurasi 92,52%. Sianturi (2019), untuk klasifikasi tulisan tangan aksara Batak Toba dengan ekstraksi ciri *Freeman Chain Code* (FCC) menghasilkan akurasi 83,7607%. Masih dengan ciri FCC, penelitian Safrizal, Arnia, dan Muharar (2019) menghasilkan akurasi sebesar 80% pada pengenalan aksara Jawi. Demikian pula, Afrianto dkk. (2018) mencapai akurasi 78% untuk identifikasi Aksara Arab Melayu.

Pada kasus pengenalan aksara Bali, penelitian oleh Stehvanie dkk (2020), dengan menerapkan ekstraksi ciri *Pyramid Histogram of Oriented Gradients*, akurasi yang didapatkan 66,49% saat menggunakan SVM dalam klasifikasinya. Dengan mengenakan ekstraksi ciri *zoning* dan fitur arah pada tulisan tangan aksara Bali, Wiguna dan Asana (2021), berhasil mencapai akurasi lebih tinggi yaitu 89,09%. Paper ini menyajikan hasil penelitian pemanfaatan SVM dan ekstraksi ciri *Intensity of Character (IoC)* untuk tranliterasi aksara Bali yang diperoleh dari citra daun lontar.



















## 2. METODE

### 2.1 Data Citra *Input* dan Alat

Data mentah dalam penelitian ini diambil dari hasil proses segmentasi citra lontar pada penelitian Widiarti, dkk. (2019) (2020) yang menguji mengenai segmentasi dan clustering citra-citra aksara Bali pada citra lontar. Lontar yang digunakan adalah data primer dari naskah Adiparwa, yang menjadi koleksi Pustaka Artati Universitas Sanata Dharma.

Dari data hasil penelitian tersebut di atas, dipilihlah aksara Bali kelompok aksara Wyanjana untuk menjadi aksara yang akan diuji. Namun tidak semua aksara dalam kelompok aksara Wyanjana tersebut diambil, karena ketersediaan data citra-citra aksara yang dihasilkan dalam penelitian terbatas. Hanya diperoleh 18 kelas yang berisi minimal 20 citra aksara dalam kelas yang sama, seperti tersaji pada Tabel 1, dengan total data citra sebanyak 1001 buah.

**Tabel 1.** Deskripsi data uji

Kelas	Data Citra Aksara		
	Gambar	Nama	Jumlah data
1		Ha	30
2		Ta	52
3		Ba	45
4		Sa	64
5		Ma	76
6		Ka	36
7		Nga	28
8		Koma	81
9		Ulu	121
10		Tedong	49
11		Na	108
12		Da	20
13		Wa	42
14		Taleng	92
15		Ra	69
16		Ya	35
17		Suku	33
18		ngka	20

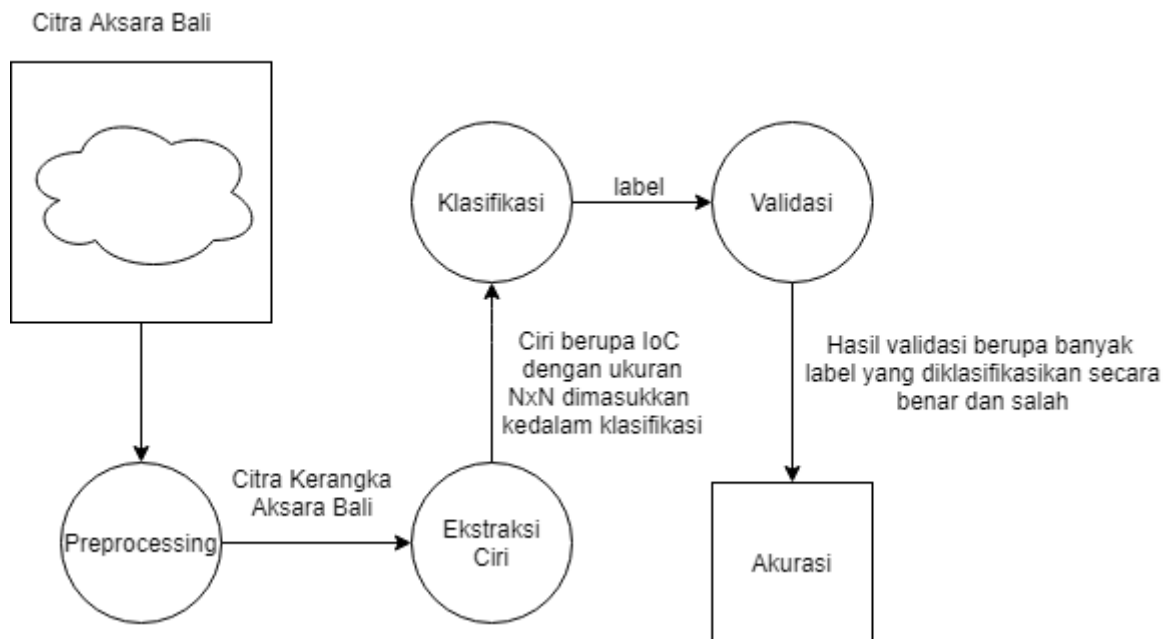
Proses pemberian nama-nama kelas seperti tersaji di Tabel 1 pada kolom “Nama”, didasarkan pada hasil diskusi dengan narasumber terpercaya dari Bali yang setiap harinya biasa membaca lontar. Gambar-gambar citra yang tersaji dalam Tabel 1, dalam proses digitalisasinya mempergunakan kamera digital dengan resolusi 18 megapixel berukuran 5184 x 3456 piksel, dengan jarak pengambilan gambar sekitar 30 cm di atas lontar.

## 2.2 Pengembangan Alat Uji

Untuk menguji kehandalan metode SVM pada transliterasi citra aksara Bali, dikembangkan sebuah sistem agar dapat mengolah data yang jumlahnya ribuan data. Sistem dibangun dengan tujuan utama menemukan akurasi keberhasilan transliterasi citra aksara dengan metode validasi silang *k-fold*.

Desain alur proses dalam pengembangan sistem sebagai alat uji tersaji pada Gambar 1. Terdapat 4 tahap utama, dimulai dengan preprocessing, untuk menyiapkan data agar siap diekstraksi cirinya. Hasil ekstraksi ciri menjadi data input di proses klasifikasi untuk divalidasi hasilnya, sehingga ditemukan akurasi.

Pada tahap preprocessing, setiap data citra aksara Bali dibinerkan menggunakan fungsi *im2bw*, kemudian ruang-ruang kosong persis di bagian atas, bawah, kanan, atas dipotong. Untuk mengoptimalkan pemanfaatan metode ekstraksi ciri citra, dilakukan proses perubahan ukuran citra input ke ukuran 30x30 piksel, dan terakhir dilakukan proses penipisan citra dengan menggunakan metode Rosenfeld.



**Gambar 1.** Rancangan alur proses secara umum

Tahap kedua “Ekstraksi ciri” adalah tahap untuk mendapatkan komponen ciri yang terdapat pada citra aksara yang akan digunakan dalam proses klasifikasi data. Pada penelitian ini, digunakan metode ekstraksi ciri *Intensity of Character* (IoC), yang secara prinsip menghitung jumlah piksel hitam pada luasan area tertentu yang telah dibagi-bagi areanya sesuai kebutuhan. Dalam penelitian ini, pembagian area *window* yang digunakan adalah 3x3, 4x4, dan 5x5.

Hasil ekstraksi ciri IoC adalah data *array* yang berisi ciri dari citra aksara sesuai dengan ukuran IoC-nya, yang dibuat menjadi suatu vektor ciri. Lalu dalam *array* ciri tersebut dimasukkan juga label dari citra-citra yang bersesuaian secara manual sesuai nama aksara yang tertera di Tabel 1. Label citra diletakkan pada kolom terakhir dari *array*. Panjang kolom *array* bergantung pada ukuran IoC yang digunakan. Dengan ukuran IoC 3x3, maka dihasilkan panjang kolom sebanyak 9 yang berisikan ciri citra, dan ditambah 1 kolom yang merupakan label dari citra tersebut, sehingga dihasilkan 10 kolom. Jika ukuran IoC 4x4, maka panjang kolom sebesar 16 kolom yang berisikan ciri citra ditambah 1 kolom yang merupakan label dari citra menjadi 17 kolom. Jika ukuran IoC 5x5, maka panjang kolom sebesar 25 kolom yang berisikan ciri citra ditambah 1 kolom yang merupakan label dari citra menjadi 26 kolom. Untuk banyak baris dalam *array* bergantung pada banyak-nya data citra yang akan digunakan.

Tahap ketiga, untuk klasifikasi dengan metode SVM di penelitian ini, menggunakan tools dari Matlab. Ciri IoC dari citra yang telah dihasilkan di proses ekstraksi ciri hanya tinggal dimasukkan ke dalam tools secara terurut. Digunakan tools SVM dengan fungsi biner yang akan ditambahkan fungsi *multiclass*. Pemodelan SVM *multiclass* yang digunakan adalah *multisvm one against one* dan *one against all*

Tahap keempat “Validasi” adalah tahap di mana data baru yang telah diprediksi labelnya, divalidasi untuk mendapatkan akurasi dari hasil pelatihan data yang diberikan. Metode validasi yang digunakan adalah dengan uji silang *k-fold*.

### 2.3 Skenario Pengujian

Pada penelitian ini, hasil ekstraksi ciri yang digunakan menggunakan IoC dengan ukuran 3x3, 4x4, 5x5. Pada setiap ukuran IoC yang digunakan, terdapat 3 variasi ukuran citra yang dilakukan. Pengujian akurasi dari penerapan SVM menggunakan metode uji silang *k-fold*, dengan nilai *k* yaitu 3, 5 dan 7. Pemodelan SVM yang digunakan adalah *one against one* dan *one against all*.

Pengujian dilakukan dengan menggunakan 2 data set berbeda. Data set pertama bersifat *imbalance*, di mana jumlah data pada setiap kelas berbeda-beda. Data set kedua bersifat *balance*, di mana jumlah data pada setiap kelas sama.

Setelah pengujian dengan metode *one against one* dilakukan, akan dicari data training dan data testing yang memberikan akurasi tertinggi. Data training, data testing, nilai IoC, ukuran citra, dan nilai uji di fold yang memberi akurasi tertinggi akan digunakan kembali untuk melakukan pengujian dengan menggunakan kernel dan juga menggunakan pemodelan SVM *one against all*. Setelah semua pengujian tersebut dilakukan, selanjutnya akan diambil data set dan model yang memberikan akurasi tertinggi untuk digunakan pada uji data tunggal.

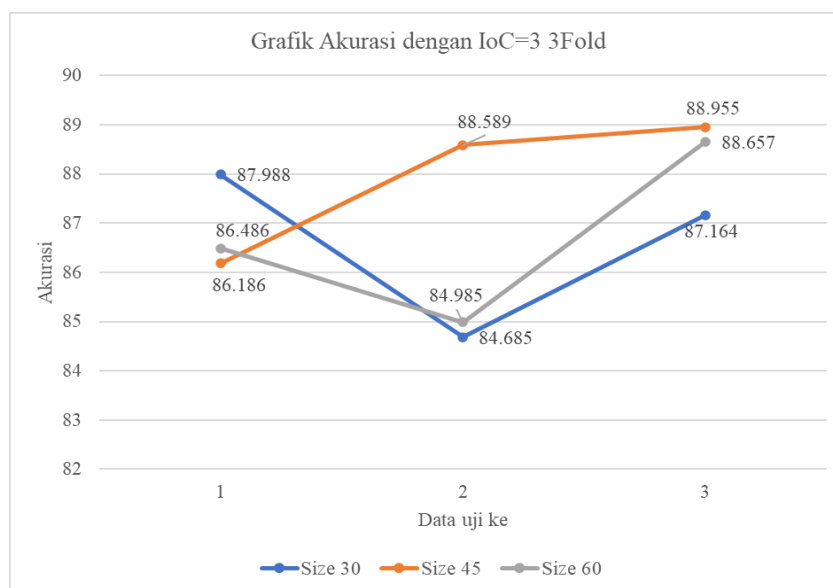
Setelah semua tahap tersebut dilakukan maka akan diambil dataset yang memberikan akurasi tertinggi untuk digunakan dalam pengujian berikutnya. Pengujian yang dilakukan dengan menggunakan variasi kernel selain kernel linear, yaitu dengan kernel *Radial Basic Function* (RBF), dan kernel *Polynomial*.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses pengujian dilakukan dengan 3 ukuran IoC, di mana setiap ukuran IoC akan diuji dengan 3 ukuran citra yang sudah di *resize*. IoC dengan ukuran 3x3 akan mengekstraksi ciri dari citra yang ukurannya di *resize* menjadi 30x30, 45x45, 60x60. IoC dengan ukuran 4x4 akan mengekstraksi ciri citra yang ukurannya di *resize* menjadi 40x40, 60x60, dan 80x80. IoC dengan ukuran 5x5 akan mengekstraksi ciri citra yang ukurannya di *resize* menjadi 30x30, 50x50 dan 60x60. Pada proses klasifikasi, data latih dan data uji diperoleh menggunakan uji silang *k-fold*, dengan nilai *k* adalah 3, 5, dan 7. Lalu pengujian juga dilakukan dengan menggunakan 2 data set citra aksara Bali, yaitu jumlah data perkelasnya sama atau data *balance*, atau dengan data yang jumlah data perkelasnya tidak sama atau data *imbalance*.

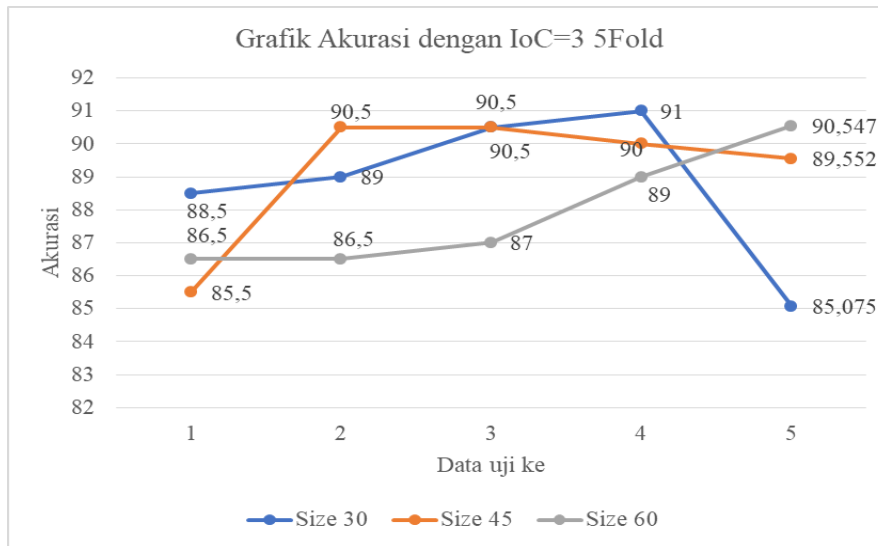
### 3.1 Hasil Pengujian Transliterasi dengan Data Imbalance

Pada pengujian dengan menggunakan data set *imbalance*, jumlah data yang digunakan sebanyak 1001 citra aksara Bali. Banyaknya kelas adalah 18 kelas, yang jumlah data pada setiap kelas berbeda-beda, seperti tersaji pada Tabel 1. Secara berturut-turut disajikan grafik yang menggambarkan perbandingan akurasi dengan menggunakan variabel ukuran windows pada proses ekstraksi ciri 3x3, 4x4, dan 5x5 pada 3-fold di Gambar 2, 5-fold di Gambar 3, dan 7-fold di Gambar 4.



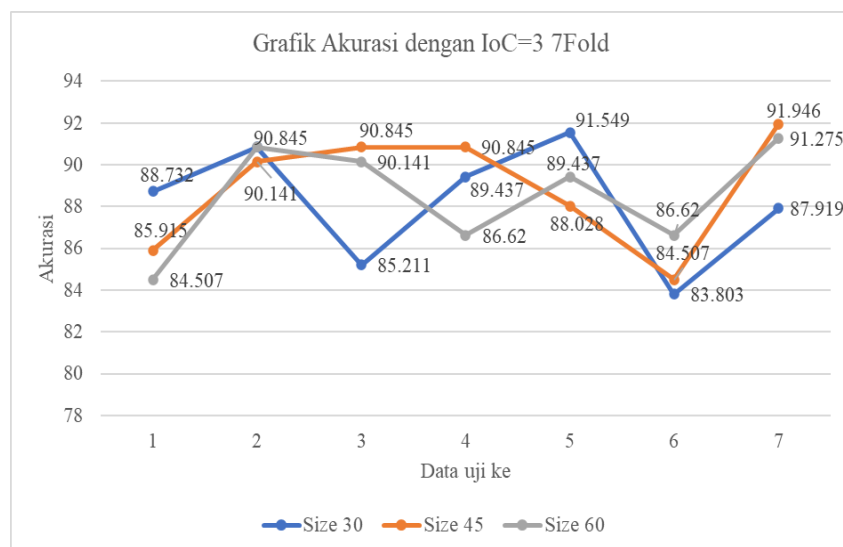
**Gambar 2.** Grafik Akurasi dengan IoC=3x3 dan 3-Fold data *imbalance*

Dapat dilihat pada Gambar 2, dengan menggunakan 3-fold cross validation, akurasi rata-rata diperoleh pada pengujian citra dengan ukuran 30x30 pixel sebesar 86,6%, citra dengan ukuran 45x45 pixel sebesar 87,9% dan citra dengan ukuran 60x60 pixel sebesar 86,7%. Akurasi terendah sebesar 84,985 diperoleh saat digunakan ukuran citra 30x30 piksel, dan akurasi tertinggi diperoleh saat citra berukuran 45x45 piksel yaitu sebesar 88,995%. Pada skenario pengujian ini, dapat disimpulkan bahwa proses ekstraksi ciri yang mendasarkan pada representasi murni data citra dengan menghitung jumlah piksel pada suatu area luasan mempunyai pengaruh, meski tidak sangat berbeda ketika jumlah luasan dibedakan.



**Gambar 3.** Grafik Akurasi dengan IoC=3x3 dan 5-Fold data imbalance

Grafik yang tersaji pada Gambar 3, menggambarkan perbandingan akurasi untuk IoC dengan ukuran windows 3x3 dan menggunakan uji silang 5-fold. Akurasi rata-rata diperoleh pada pengujian citra dengan ukuran 30x30 piksel sebesar 88,8%, pada citra dengan ukuran 45x45 pixel sebesar 89,2%, dan citra dengan ukuran 60x60 piksel sebesar 87,9%. Terdapat kenaikan nilai akurasi sebesar 1% pada akurasi rata-rata di setiap ukuran citra yang digunakan, bila dibandingkan saat menggunakan uji silang 3-fold, dan skenario ukuran citra 45x45 piksel tetap memberikan kinerja rata-rata akurasi terbaik. Akurasi minimal dan akurasi maksimal mengalami kenaikan juga dibandingkan dengan skenario 3-fold, namun kondisi itu dicapai pada skenario ukuran citra 30x30 piksel saat proses ekstraksi cirinya, yang berbeda hasilnya untuk uji silang 3-fold.



**Gambar 4.** Grafik Akurasi dengan IoC=3x3 dan 7-Fold data imbalance

Gambar 4. menyajikan grafik perbandingan akurasi saat digunakan pengujian dengan skenario uji silang 7-fold. Akurasi rata-rata yang diperoleh pada pengujian citra dengan ukuran 30x30 piksel sebesar 88,2%, citra dengan ukuran 45x45 piksel sebesar 88,9%, dan citra dengan ukuran 60x60 pixel sebesar 88,5%. Ada gejala penurunan akurasi rata-rata dibandingkan saat menggunakan skenario uji silang 5-fold, namun tetap lebih baik bila dibandingkan dengan akurasi rata-rata di skenario uji silang 3-fold. Namun, jika dilihat dari akurasi tertinggi yaitu sebesar 91,549 menunjukkan bahwa akurasi tertinggi ini adalah akurasi terbaik yang diperoleh dari skenario uji silang sebelumnya. Skenario ukuran piksel citra 30x30 juga menunjukkan memberikan kinerja terbaik pada uji silang 7-fold.

Dengan mempergunakan skenario IoC windows berukuran 3x3 sebanyak 45 kali pengujian, seperti tersaji di Gambar 2 sampai Gambar 4, menunjukkan bahwa ukuran citra aksara berbeda yang berakibat luasan citra saat dihitung jumlah piksel hitamnya di luasan tersebut mempunyai pengaruh pada keberhasilan transliterasi. Pada kasus ini, ukuran 30x30 piksel memberikan kinerja maksimal meski juga sekaligus memberikan kinerja minimal. Hanya saja ukuran citra 45x45 piksel jika dilihat dari rata-rata akurasi konsisten memberikan kinerja tertinggi. Namun secara keseluruhan, dari akurasi minimal yang diperoleh yaitu sebesar 83,803% dapat disimpulkan bahwa SVM mampu digunakan untuk transliterasi aksara Bali di daun lontar dengan baik.

Mempergunakan cara pemikiran yang sama, skenario pengujian di atas kemudian diterapkan pada penggunaan variabel IoC yang berbeda, yaitu dengan pembagian luasan window menjadi berukuran 4x4. Tabel 2 menyajikan rangkuman hasil-hasil pengujian pada percobaan yang sama skenarionya dengan percobaan pada IoC 3x3.

**Tabel 2.** Rangkuman hasil percobaan pada skenario IoC 4x4

Uji Silang	Rerata Akurasi			Nilai Akurasi	
	40x40 piksel	60x60 piksel	80x80 piksel	Minimal	Maksimal
3-fold	90,4%	87,7%	90,2%	87,463%	91,59%
5-fold	91,7%	92%	90,4%	88,06%	94,5%
7-fold	91,9%	91,6%	91,7%	88,028%	97,183%

Dari data seperti terjadi pada Tabel 2 di atas, dapat disimpulkan bahwa ukuran citra aksara mempunyai pengaruh pada nilai akurasi, meski semuanya menunjukkan kinerja di atas 87%. Pada ukuran citra 60x60 piksel, dicapai akurasi rata-rata terendah sekaligus tertinggi, demikian pula untuk perolehan akurasi minimal dan maksimal sekaligus terjadi pada skenario tersebut. Skenario uji silang 7-fold dalam pengujian tersebut menunjukkan konsistensi rerata akurasi tertinggi di semua ukuran citra, meski ada pengecualian pada skenario 5-fold di ukuran piksel 60x60.

Apabila dibandingkan dengan rerata akurasi pada skenario IoC 3x3 seperti telah dipaparkan sebelumnya, skenario penggunaan IoC 4x4 menunjukkan kenaikan nilai akurasi pada rata-rata nilai, juga pada akurasi terendah dan tertinggi. Maka dapat disimpulkan bahwa pembagian luasan ciri citra dari semula 9 luasan menjadi 16 luasan memiliki perbedaan dan menguntungkan dari sisi akurasi. Terdapat praduga bahwa dalam cara penulisan aksara Bali di lontar, untuk penggunaan ekstraksi ciri IoC, pembagian citra ke dalam satuan 4 baris dan 4 kolom lebih sesuai.

Hasil pengujian berbeda seperti ditunjukkan di Tabel 3, dengan skenario ekstraksi ciri IoC 5x5, yaitu adanya konsistensi naiknya rerata akurasi, meski akurasi tertinggi masih di bawah akurasi tertinggi di IoC 4x4.

**Tabel 3.** Rangkuman hasil percobaan pada skenario IoC 5x5

Uji Silang	Rerata Akurasi			Nilai Akurasi	
	40x40 piksel	60x60 piksel	80x80 piksel	Minimal	Maksimal
3-fold	91,3%	91,7%	91,2%	90,991%	92,537%
5-fold	91,8%	92,1%	91,9%	89,055%	94,5%
7-fold	91,3%	91,7%	91,2%	86,62%	95,775%

Data nilai akurasi di Tabel 3, menunjukkan adanya gejala kesamaan nilai rerata akurasi di seputar 91% untuk ukuran citra yang berbeda-beda, kecuali untuk skenario uji silang 5x5 dan ukuran citra piksel 60x60 di posisi 92.1%. Dari sini dapat disimpulkan bahwa ada dengan adanya penambahan jumlah data latih sampai 85.714% dari 1001 data yang digunakan, memungkinkan adanya kenaikan rata-rata akurasi dan sampai di atas 90% dan berdampak sama untuk ukuran citra maupun ukuran window pada proses ekstraksi ciri.

### 3.2 Hasil Pengujian Transliterasi dengan Data Seimbang

Skenario pengujian yang sama pada data yang tidak seimbang di pembahasan 3.1 di atas, juga dilakukan untuk menguji apakah ada dampak yang sama atau lebih baik, jika diterapkan pada kondisi jumlah data di setiap kelasnya sama. Jumlah data pada setiap kelas direduksi menjadi 20 data, dengan pemilihan data dilakukan secara acak, sehingga total data yang digunakan sebanyak 360 data. Rangkuman hasil-hasil pengujian tersebut, tersaji pada Tabel 4.

**Tabel 4.** Hasil-hasil akurasi pada pengujian dengan jumlah data seimbang

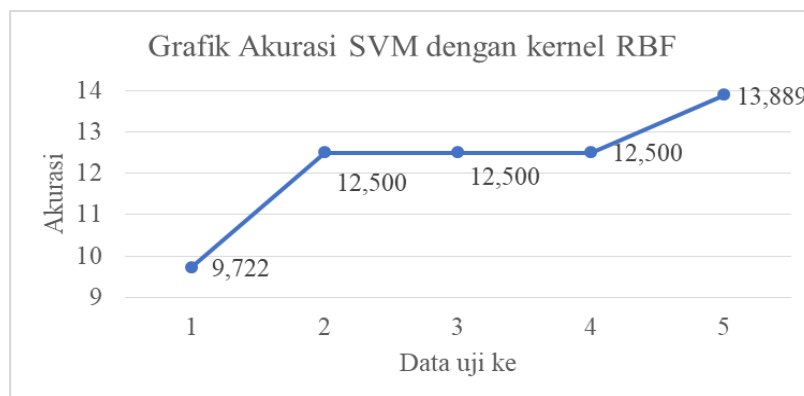
Luasan Window	Uji Silang	Rerata Akurasi			Nilai Akurasi	
		40x40 piksel	60x60 piksel	80x80 piksel	Minimal	Maksimal
3x3	3-fold	83,9%	86,4%	85,1%	80,95%	87,04%
3x3	5-fold	85,6%	86,4%	85,6%	80,56%	91,67%
3x3	7-fold	85,1%	84,9%	83,3%	77,78%	92,59%
4x4	3-fold	88,7%	89,9%	88,8%	85,2%	92,86%
4x4	5-fold	89,4%	90,8%	90%	84,72%	94,44%
4x4	7-fold	90,1%	90%	89,4%	82,19%	100%
5x5	3-fold	88,7%	92,5%	91,7%	84,26%	93,65%
5x5	5-fold	88,9%	93,6%	91,9%	83,33%	100%
5x5	7-fold	88,6%	92,9%	89,4%	83,33%	98,15%

Dari hasil pengujian dengan skenario jumlah data di tiap kelasnya seimbang, seluruh pengujian seperti tersaji pada Tabel 4. menghasilkan akurasi di atas 77%. Terdapat kejadian bahwa minimal prosentase akurasi yaitu 77,78% berada di bawah minimal akurasinya ketika uji skenario data tidak seimbang, yaitu saat digunakan window berukuran 3x3 saat proses ekstraksi cirinya, dengan uji silang 7-fold. Dari hasil tersebut dapat diasumsikan bahwa, dengan kondisi semakin banyak jumlah data latihan maka akan menjamin bahwa akurasi lebih baik.

Di sisi lain, meski tidak berdampak banyak pada nilai akurasi, dengan jumlah data seimbang memberikan rerata akurasi yang lebih tinggi, yaitu di nilai 93,6%. Ada kenaikan rerata akurasi sebesar 1,5% apabila dibandingkan dengan skenario jumlah data yang tidak seimbang. Akurasi ideal 100% bahkan diperoleh dengan skenario ukuran window 4x4 atau 7x7.

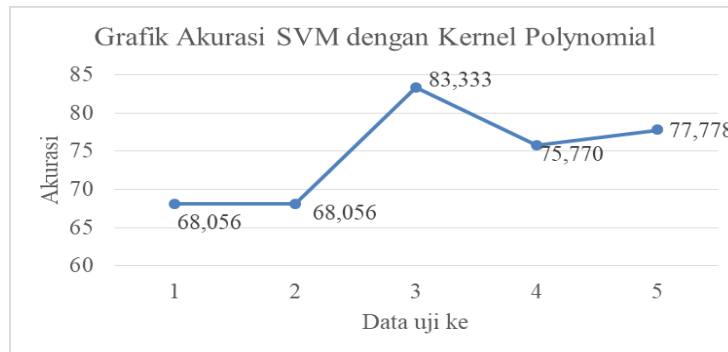
### 3.3 Pengujian Dengan Variasi Kernel dan Variasi Pemodelan Lawan Saat Perbandingan

Dengan skenario penggunaan IoC berukuran 5x5, pada citra berukuran 50x50 pixel, dan uji silang 5-fold, pengujian dilanjutkan dengan mengganti kernel yang digunakan, semula dengan kernel Linear, kemudian menggunakan kernel *Radial Basic Function* (RBF) seperti tersaji pada Gambar 5, dan *kernel polynomial* seperti tersaji pada Gambar 6.



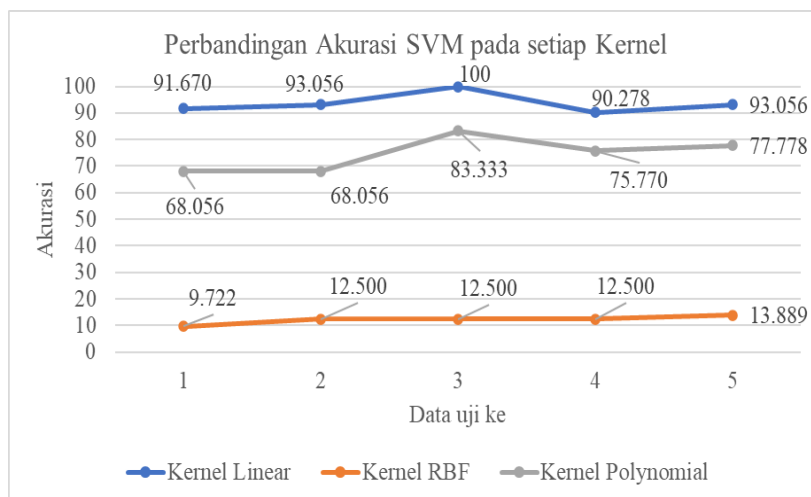
**Gambar 5.** Grafik Akurasi SVM dengan kernel RBF

Akurasi rata-rata pada skenario penggantian ke kernel RBF seperti terjadi di Gambar 5, menunjukkan penurunan yang sangat tajam, yaitu hanya sebesar 11,1 %. Dari hasil pemantauan lama waktu proses, pemanfaatan kernel RBF juga berdampak pada lamanya proses jika dibandingkan kalau memakai kernel linear, sehingga hasil yang diperoleh pada skenario ini dapat disimpulkan sangat tidak optimal.



**Gambar 6.** Grafik Akurasi SVM dengan kernel *polynomial*

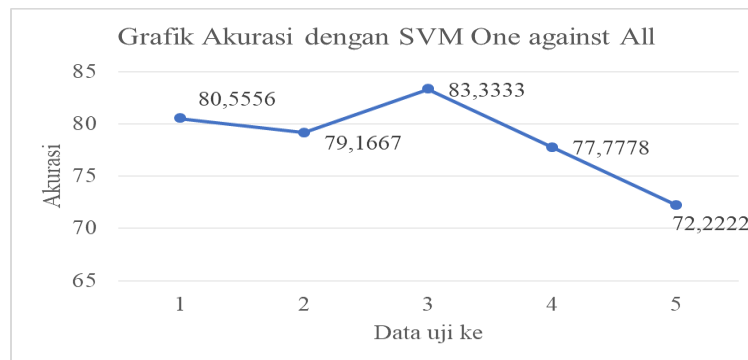
Akurasi rata-rata pada skenario pemanfaatan kernel polinom berada di posisi 74,4%, lebih tinggi dibandingkan dengan skenario RBF namun masih jauh di bawah hasil rerata akurasi jika mempergunakan kernel linear. Dari lamanya waktu proses, pengujian dengan kernel polynomial lebih lama dibandingkan dengan kernel linear, sehingga dari percobaan mempergunakan bentuk kernel ini dapat disimpulkan bahwa penggunaan kernel Llinear lebih optimal. Hal ini menunjukkan bahwa persebaran data citra aksara Bali dapat dipisahkan secara linear. Gambar 7 menyajikan perbandingan akurasi pada kondisi variabel-variabel yang sama, kecuali pada variabel kernelnya untuk memperjelas hasil perbandingan jika dilihat dari sisi akurasi.



**Gambar 7.** Perbandingan akurasi dengan kernel linear, RBF, dan *polynomial*

Pengujian terakhir dilakukan dengan menerapkan model lawan perbandingan, yaitu bukan dengan model *one again one*, namun dengan pemodelan *one against all*. Pemodelan SVM yang dibuat berdasarkan 18 kelas yang digunakan, sehingga akan dibangun sebanyak 18 kelas model klasifikasi biner. Hasil akurasi yang didapatkan disajikan pada Gambar 8.





**Gambar 8.** Grafik Akurasi SVM *One against All*

Akurasi rata-rata dari kelima *fold* yang diperoleh dari grafik akurasi yang tersaji di Gambar 8, sebesar 78,6% pada saat diterapkan model *one against all*. Berbeda halnya jika dengan menerapkan pemodelan *one against one*, rata-rata akurasi di atas 90% seperti terlihat pada Gambar 7 bagian kernel linear. Maka dapat disimpulkan, bahwa pemodelan dengan *one against one* memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan pemodelan *One against All*.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan pada hasil penelitian transliterasi citra aksara Bali dari lontar, dapat disimpulkan bahwa metode ekstraksi ciri IoC dengan menggunakan ukuran windows 3x3, 4x4, atau 5x5 bisa menghasilkan ciri yang akan menghasilkan akurasi rata-rata di atas 80% jika diklasifikasi dengan metode SVM. Dari penelitian ini, size window yang berukuran lebih rapat, yaitu 5x5 memberikan akurasi yang terbaik. Jika dilihat dari metode uji silangnya, ternyata uji silang *5-fold* memberikan kinerja yang terbaik apabila dibandingkan dengan uji silang *3-fold* atau *7-fold*. Hasil klasifikasi dengan SVM juga dipengaruhi oleh jenis kernel yang digunakan, dalam penelitian ini kernel linear adalah yang paling cocok. Hal ini menunjukkan bahwa data citra aksara Bali yang digunakan memiliki persebaran data yang linear.

Penelitian ini masih bisa dikembangkan dengan mencoba mengoptimalkan tahapan di proses preprocessing, serta mempergunakan model ekstraksi ciri lainnya. Di sisi lain, masih terbuka kesempatan untuk mengaplikasikan semua komponen-komponen variabel yang digunakan dalam penelitian untuk meneliti bagaimana kalau kedua metode yang diterapkan dikenakan pada huruf konsonan dari Aksara Wyanjana yang berjumlah 33 kelas.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis berterimakasih kepada Universitas Sanata Dharma atas dukungan pendanaan untuk penyediaan data penelitian lewat Hibah Penelitian Reguler untuk pendanaan tahun 2019 dan 2020.

#### PUSTAKA

- Afrianto, I., Riyanda, R., & Atin, S. 2018. *Implementasi Algoritma Freeman Chain Code Dan Support Vector Machine (SVM) Pada Identifikasi Aksara Arab Melayu*. Makalah disajikan dalam Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI), Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta, 11 Agustus 2018.
- Safrizal, Arnia, F., & Muharar, R. 2016. Pengenalan Aksara Jawi Tulisan Tangan Menggunakan Freeman Chain Code (FCC), Support Vector Machine (SVM), dan Aturan Pengambilan Keputusan. *Jurnal Nasional Teknik Elektro*, 5(1): 45-55.
- Sianturi, J.W. 2019. Alih Aksara Batak Toba Tulisan Tangan Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Freeman Chain Code dan Metode Klasifikasi Support Vector Machine. *Skripsi*. Program Studi Teknik Informatika, Universitas Sanata Dharma, Yogyakarta.
- Sthevanie, F., Aristya, I. P. I., & Ramadhani, K. N. 2020. Pengenalan Aksara Bali Menggunakan Metode Pyramid Histogram of Oriented Gradients. *Ind Journal On Computing*, 5(1): 73-84.
- Widiarti, A.R., & Pinaryanto, K. 2019. Segmentasi Citra Huruf Daun Lontar. *Laporan Penelitian Hibah Penelitian Internal Reguler*. Lembaga Penelitian dan Pengabdian pada Masyarakat, Universitas Sanata Dharma, Yogyakarta.



- Widiarti, A.R., & Adi, C.P. 2019. Clustering Citra Aksara Bali Hasil Segmentasi Citra Daun Lontar. *Laporan Penelitian Hibah Penelitian Internal Reguler*. Lembaga Penelitian dan Pengabdian pada Masyarakat, Universitas Sanata Dharma, Yogyakarta.
- Wiguna, I. K. A. G., & Asana, I. M. D. P. 2021. Implementasi Zoning dan Fitur Arah Sebagai Ekstraksi Ciri pada Pengenalan Tulisan Tangan Aksara Bali. *Jurnal Resistor*, 4(1): 85-92.
- Yulianti, R., Wijaya, I. G. P. S., & Bimantoro, F. 2019. Pengenalan Pola Tulisan Tangan Suku Kata Aksara Sasak Menggunakan Metode Moment Invariant dan Support Vector Machine. *Journal of Computer Science and Informatics Engineering (J-Cosine)*, 3(2): 91–98.